### Лабораторна робота №2

#### ІПЗ-21-5 Богайчук Денис

### Хід роботи

Завдання 1. Класифікація за допомогою машин опорних векторів (SVM)

```
from sklearn.multiclass import OneVsOneClassifier
simplefilter("ignore", category=ConvergenceWarning)
input file = 'income data.txt'
max datapoints = 25000
X encoded = np.empty(X.shape)
```

```
classifier = OneVsOneClassifier(LinearSVC(random state=0))
classifier.fit(X, y)
X train, X test, y train, y test = train test split(X, y, test size=0.2,
classifier = OneVsOneClassifier(LinearSVC(random state=0))
classifier.fit(X train, y train)
y test pred = classifier.predict(X test)
print("F1 score: " + str(round(100 * f1.mean(), 2)) + "%")
predicted class = classifier.predict(input data encoded)
print(label encoder[-1].inverse transform(predicted class)[0])
num folds = 3
accuracy values = cross val score(classifier, X, y, scoring='accuracy',
print("Accuracy: " + str(round(100 * accuracy values.mean(), 2)) + "%")
precision values = cross val score(classifier, X, y,
print("Recall: " + str(round(100 * recall values.mean(), 2)) + "%")
```

F1 score: 76.01%
<=50K
Accuracy: 79.66%
Precision: 78.88%
Recall: 79.66%

Process finished with exit code 0

Набір даних містить такі ознаки: вік, представлений числовим значенням, робочий клас як категоріальна змінна, що визначає тип зайнятості, fnlwgt — числова змінна, яка відображає вагу вибірки для статистичного аналізу, освіта як категоріальна змінна, що описує рівень освіти, та education-num — числова змінна, що позначає найвищий рівень освіти у кількісному вигляді. Також включені сімейний стан (категоріальна змінна), сфера роботи (категоріальна змінна, що описує галузь зайнятості), взаємовідносини (роль у сім'ї або соціальному середовищі), раса (категоріальна змінна), стать (категоріальна змінна), приріст капіталу (числова змінна, що визначає дохід від приросту капіталу), збиток капіталу (числова змінна, що відображає втрати капіталу), кількість годин на тиждень (числова змінна) та рідна країна (категоріальна змінна). Тестова точка належить до класу "≤50К", що означає дохід особи менший або рівний 50 тисячам доларів на рік.

Завдання 2. Порівняння якості класифікаторів SVM з нелінійними ядрами.

## Лістинг коду програми

# Поліноміальне ядро:

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn import preprocessing
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.multiclass import OneVsOneClassifier
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.model_selection import cross_val_score

# from warnings import simplefilter
# from sklearn.exceptions import ConvergenceWarning
#
# simplefilter("ignore", category=ConvergenceWarning)
```

```
input file = 'income data.txt'
max datapoints = 1000
            X.append(data)
            X.append(data)
for i, item in enumerate(X[0]):
        label encoder.append(preprocessing.LabelEncoder())
X = X encoded[:, :-1].astype(int)
y test pred = classifier.predict(X test)
f1 = cross_val_score(classifier, X, y, scoring='f1_weighted', cv=3)
print("F1 score: " + str(round(100 * f1.mean(), 2)) + "%")
```

```
'Male', '0', '40', 'United-States']

# Кодування тестової точки даних
input_data_encoded = [-1] * len(input_data)
count = 0
for i, item in enumerate(input_data):
    if item.isdigit():
        input_data_encoded[i] = int(input_data[i])
    else:
        input_data_encoded[i] =
int(label_encoder[count].transform([input_data[i]])[0])
        count += 1
input_data_encoded = np.array(input_data_encoded).reshape(1, -1)

# Використання класифікатора для кодованої точки даних # та виведення результату
predicted_class = classifier.predict(input_data_encoded)
print(label_encoder[-1].inverse_transform(predicted_class)[0])

num_folds = 3
accuracy_values = cross_val_score(classifier, X, y, scoring='accuracy',
cv=num_folds)
print("Accuracy: " + str(round(100 * accuracy_values.mean(), 2)) + "%")
precision_values = cross_val_score(classifier, X, y,
scoring='precision_weighted', cv=num_folds)
print("Precision: " + str(round(100 * precision_values.mean(), 2)) + "%")
recall_values = cross_val_score(classifier, X, y, scoring='recall_weighted',
cv=num_folds)
print("Recall: " + str(round(100 * recall values.mean(), 2)) + "%")
```

F1 score: 36.67% <=50K Accuracy: 51.35% Precision: 69.52% Recall: 51.35%

Для цього алгоритму кількість точок була зменшена до тисячі, щоб забезпечити отримання результатів, оскільки його виконання потребує значних обчислювальних ресурсів.

#### Гаусове ядро:

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.multiclass import OneVsOneClassifier
from sklearn.model selection import train test split
simplefilter("ignore", category=ConvergenceWarning)
input file = 'income data.txt'
max datapoints = 25000
label encoder = []
        label encoder.append(preprocessing.LabelEncoder())
classifier = OneVsOneClassifier(SVC(kernel='rbf'))
```

```
classifier = OneVsOneClassifier(SVC(kernel='rbf'))
classifier.fit(X train, y train)
print("F1 score: " + str(round(100 * f1.mean(), 2)) + "%")
input data encoded = np.array(input data encoded).reshape(1, -1)
predicted class = classifier.predict(input data encoded)
print(label encoder[-1].inverse transform(predicted class)[0])
num folds = 3
accuracy values = cross val score(classifier, X, y, scoring='accuracy',
print("Accuracy: " + str(round(100 * accuracy values.mean(), 2)) + "%")
precision_values = cross_val_score(classifier, X, y,
print("Precision: " + str(round(100 * precision values.mean(), 2)) + "%")
recall values = cross val score(classifier, X, y, scoring='recall weighted',
print("Recall: " + str(round(100 * recall values.mean(), 2)) + "%")
```

F1 score: 71.95%

<=50K

Accuracy: 78.61%

Precision: 83.06%

Recall: 78.61%

### Сигмоїдальне ядро:

```
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn import preprocessing
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.multiclass import OneVsOneClassifier
from sklearn.model selection import train test split
simplefilter("ignore", category=ConvergenceWarning)
input file = 'income data.txt'
max datapoints = 25000
label encoder = []
        label encoder.append(preprocessing.LabelEncoder())
classifier = OneVsOneClassifier(SVC(kernel='sigmoid'))
```

```
classifier = OneVsOneClassifier(SVC(kernel='sigmoid'))
classifier.fit(X train, y train)
f1 = cross_val_score(classifier, X, y, scoring='f1_weighted', cv=3)
print("F1 score: " + str(round(100 * f1.mean(), 2)) + "%")
input data encoded = np.array(input data encoded).reshape(1, -1)
predicted class = classifier.predict(input data encoded)
print(label encoder[-1].inverse transform(predicted class)[0])
num folds = 3
accuracy values = cross val score(classifier, X, y, scoring='accuracy',
print("Accuracy: " + str(round(100 * accuracy values.mean(), 2)) + "%")
precision_values = cross_val_score(classifier, X, y,
print("Precision: " + str(round(100 * precision values.mean(), 2)) + "%")
recall values = cross val score(classifier, X, y, scoring='recall weighted',
print("Recall: " + str(round(100 * recall values.mean(), 2)) + "%")
```

F1 score: 63.77%

<=50K

Accuracy: 63.89%

Precision: 63.65%

Recall: 63.89%

Аналіз результатів тренувань показав, що гаусове ядро  $\epsilon$  найефективнішим методом для виконання класифікації в цій задачі.

```
from sklearn.datasets import load_iris
iris_dataset = load_iris()
print("Ключі iris_dataset: \n{}".format(iris_dataset.keys()))
print(iris_dataset['DESCR'][:193] + "\n...")
print("Назви відповідей: {}".format(iris_dataset['target_names']))
print("Назва ознак: \n{}".format(iris_dataset['feature_names']))
print("Тип масиву data: {}".format(type(iris_dataset['data'])))
print("Форма масиву data: {}".format(iris_dataset['data'].shape))
print("Тип масиву target: {}".format(type(iris_dataset['target'])))
print("Відповіді:\n{}".format(iris_dataset['target']))
```

```
Ключі iris_dataset:
dict_keys(['data', 'target', 'frame', 'target_names', 'DESCR', 'feature_names', 'filename', 'data_module'])
.. _iris_dataset:
Iris plants dataset
**Data Set Characteristics:**
:Number of Instances: 150 (50 in each of three classes)
:Number of Attributes: 4 numeric, predictive
Назви відповідей: ['setosa' 'versicolor' 'virginica']
Назва ознак:
['sepal length (cm)', 'sepal width (cm)', 'petal length (cm)', 'petal width (cm)']
Тип масиву data: <class 'numpy.ndarray'>
Форма масиву data: (150, 4)
Тип масиву target: <class 'numpy.ndarray'>
Відповілі:
2 2]
```

## Завдання 3.

```
# Завантаження бібліотек
from pandas import read_csv
from pandas.plotting import scatter_matrix
import matplotlib
import numpy as np

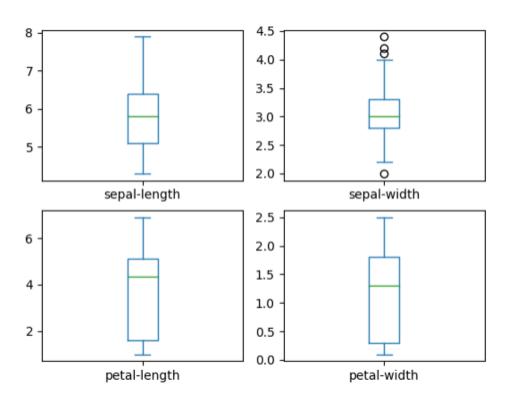
matplotlib.use('TkAgg')
from matplotlib import pyplot
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.model_selection import cross_val_score
from sklearn.model_selection import StratifiedKFold
from sklearn.metrics import classification_report
from sklearn.metrics import confusion_matrix
from sklearn.metrics import accuracy_score
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.discriminant_analysis import LinearDiscriminantAnalysis
from sklearn.naive_bayes import GaussianNB
```

```
from sklearn.svm import SVC
url = "https://raw.githubusercontent.com/jbrownlee/Datasets/master/iris.csv"
dataset = read csv(url, names=names)
print(dataset.shape)
print(dataset.head(20))
print(dataset.describe())
print(dataset.groupby('class').size())
dataset.plot(kind='box', subplots=True, layout=(2, 2), sharex=False,
pyplot.show()
dataset.hist()
pyplot.show()
pyplot.show()
array = dataset.values
y = array[:, 4]
X_train, X_validation, Y_train, Y_validation = train test split(X, y,
models = []
models.append(('LR', LogisticRegression(solver='liblinear', multi class='ovr')))
models.append(('LDA', LinearDiscriminantAnalysis()))
models.append(('KNN', KNeighborsClassifier()))
models.append(('CART', DecisionTreeClassifier()))
models.append(('NB', GaussianNB()))
models.append(('SVM', SVC(gamma='auto')))
results = []
names = []
```

```
pyplot.boxplot(results, labels=names)
pyplot.title('Algorithm Comparison')
pyplot.show()
model = SVC(gamma='auto')
model.fit(X train, Y train)
predictions = model.predict(X validation)
# Оцінюємо прогноз
print(accuracy_score(Y_validation, predictions))
print(confusion_matrix(Y_validation, predictions))
print(classification report(Y validation, predictions))
knn = KNeighborsClassifier(n neighbors=1)
knn.fit(X train, Y train)
X_new = np.array([[5, 2.9, 1, 0.2]])
print("Форма масива X_new: {}".format(X_new.shape))
prediction = knn.predict(X_new)
print("Прогноз: {}".format(prediction))
print("Оцінка тестового набору: {:.2f}".format(knn.score(X_validation,
Y validation)))
```

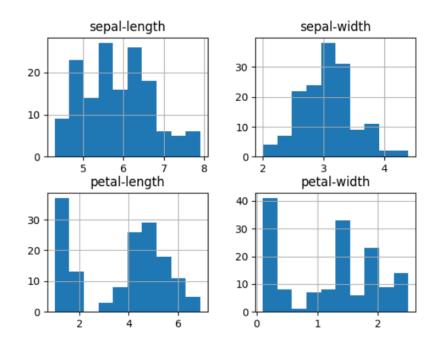
# Результат виконання коду

# Одновимірні графіки

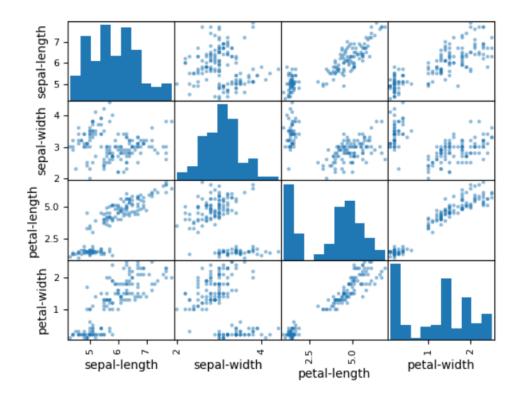


Результат виконання коду

Діаграма розмаху атрибутів вхідних даних



## Багатовимірні графіки



```
names.append(name)
pyplot.boxplot(results, labels=names)
pyplot.title('Algorithm Comparison')
pyplot.show()
model = SVC(gamma='auto')
model.fit(X train, Y train)
predictions = model.predict(X validation)
print(accuracy score(Y validation, predictions))
print(confusion matrix(Y validation, predictions))
print(classification report(Y validation, predictions))
knn = KNeighborsClassifier(n neighbors=1)
X_{new} = np.array([[5, 2.9, 1, 0.2]])
print("Форма масива X_new: {}".format(X_new.shape))
prediction = knn.predict(X new)
print("Прогноз: {}".format(prediction))
print("Оцінка тестового набору: {:.2f}".format(knn.score(X validation,
```

LR: 0.941667 (0.065085)

LDA: 0.975000 (0.038188)

KNN: 0.958333 (0.041667)

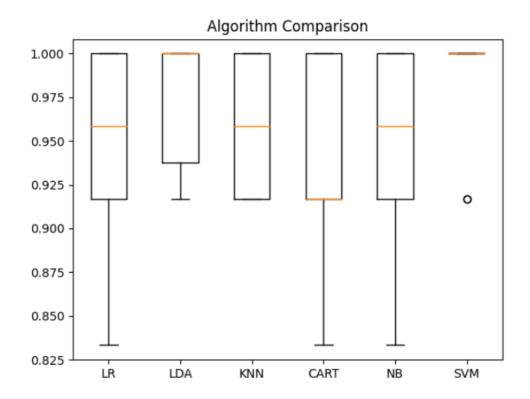
CART: 0.941667 (0.038188)

NB: 0.950000 (0.055277)

SVM: 0.983333 (0.0333333)

# Результат виконання коду

# Порівняння алгоритмів



# Результат виконання програми

передбачення на тренувальному наборі

	67			
[[11 0 0]				
[ 0 12 1]				
[0 0 6]]				
	precision	recall	f1-score	support
Iris-setosa	1.00	1.00	1.00	11
ris-versicolor	1.00	0.92	0.96	13
Iris-virginica	0.86	1.00	0.92	6
accuracy			0.97	30
macro avg	0.95	0.97	0.96	30
weighted avg	0.97	0.97	0.97	30

### Результат виконання коду

Застосування моделі для передбачення

```
Форма масива X_new: (1, 4)
Прогноз: ['Iris-setosa']
Оцінка тестового набору: 1.00
```

Завдання 4. Порівняння якості класифікаторів для набору даних завдання 2.1.

```
matplotlib.use('TkAgg')
from sklearn.model selection import StratifiedKFold
input file = 'income data.txt'
max datapoints = 25000
```

```
X.append(data)
X encoded = np.empty(X.shape)
for i, item in enumerate(X[0]):
X = X encoded[:, :-1].astype(int)
models = []
models.append(('LR', LogisticRegression(solver='liblinear', multi class='ovr')))
models.append(('LDA', LinearDiscriminantAnalysis()))
models.append(('KNN', KNeighborsClassifier()))
models.append(('CART', DecisionTreeClassifier()))
models.append(('NB', GaussianNB()))
models.append(('SVM', SVC(gamma='auto')))
results = []
pyplot.boxplot(results, labels=names)
pyplot.title('Algorithm Comparison')
pvplot.show()
```

LR: 0.794106 (0.005107)

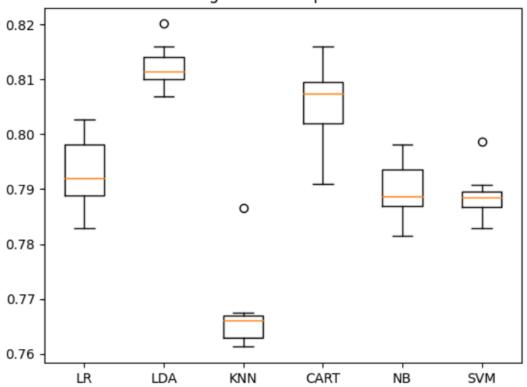
LDA: 0.812176 (0.003802)

KNN: 0.766919 (0.006906)

CART: 0.806581 (0.007746)

NB: 0.789796 (0.004791)

# Algorithm Comparison

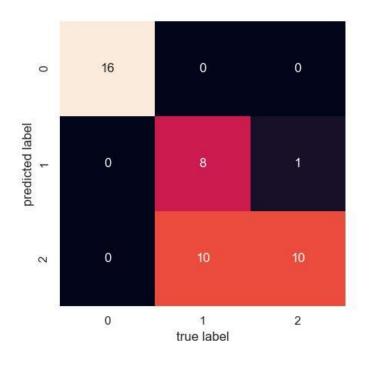


Метод класифікації LDA виявився найефективнішим для цієї задачі, оскільки він забезпечує найвищу точність (ассигасу) і має найменше стандартне відхилення.

### Завдання 5. Класифікація даних лінійним класифікатором Ridge

```
import matplotlib.pyplot as plt
clf = RidgeClassifier(tol=1e-2, solver="sag")
clf.fit(Xtrain, ytrain)
print('Precision:', np.round(metrics.precision_score(ytest, ypred,
print('Recall:', np.round(metrics.recall score(ytest, ypred,
print('Matthews Corrcoef:', np.round(metrics.matthews corrcoef(ytest, ypred),
print('\t\tClassification Report:\n', metrics.classification report(ypred,
ytest))
mat = confusion matrix(ytest, ypred)
sns.heatmap(mat.T, square=True, annot=True, fmt='d', cbar=False)
plt.xlabel('true label')
plt.ylabel('predicted label')
plt.savefig("Confusion.jpg")
f = BytesIO()
plt.savefig(f, format="svg")
```

	(b) cn±on (501.	rhes (by en	on.exe b. (	1001 111 000130				
Accuracy: 0.7556								
Precision: 0.8333								
Recall: 0.7556								
F1 Score: 0.7503								
Cohen Kappa Score: 0.6431								
Matthews Corrcoef: 0.6831								
Classification Report:								
	precision	recall	f1-score	support				
0	1.00	1.00	1.00	16				
1	0.44	0.89	0.59	9				
2	0.91	0.50	0.65	20				
accuracy			0.76	45				
macro avg	0.78	0.80	0.75	45				
weighted avg	0.85	0.76	0.76	45				
Process finished with exit code 0								



Класифікатор Ridge був налаштований із параметрами точності вирішення задачі (tol) і вибором алгоритму обчислень, де використовувався стохастичний градієнтний спуск із середнім значенням (solver). За результатами моделі було досягнуто наступних показників якості: акуратність становить приблизно 76%, точність — 83%, чутливість — 76%, F1-оцінка також 76%. Коефіцієнт Каппа Коена, який оцінює ефективність моделей класифікації, досяг значення близько 64%, а коефіцієнт кореляції Метьюза, збалансований показник для двокласової класифікації, склав 68%. Результати були представлені у вигляді квадратної кольорової матриці, яка зображена на графіку "Confusion.jpg".

**Висновок:** У цілому, результати свідчать, що вибір класифікатора має залежати від характеристик даних, а моделі SVM з нелінійними ядрами забезпечують найкращі результати для складних залежностей між ознаками.